第46卷 第3期
2023年3月

干旱区地理
ARID LAND GEOGRAPHY

Vol. 46 No. 3
Mar. 2023

低空遥感结合卫星影像的河道流量反演

姜磊鹏[1,2,3]， 丁建丽[1,2,3]， 包青岭[1,2,3]， 葛翔宇[1,2,3]， 刘景明[1,2,3]， 王瑾杰[1,2,3]

（1. 新疆大学地理与遥感科学学院，新疆 乌鲁木齐 830046；2. 新疆大学绿洲生态重点实验室，新疆 乌鲁木齐 830046；3. 新疆智慧城市与环境建模自治区普通高校重点实验室，新疆 乌鲁木齐 830046）

摘 要：中小型河流的径流量精准监测对干旱区生态稳定具有重要意义。然而中小型河流流量遥感精准反演存在困难。以新疆尼勒克县境内的喀什河种峰场河段为例，基于关系拟合法，依据实测水文数据、无人机数据和卫星数据，构建河宽、水深与流量之间幂函数关系模型，并利用卫星数据的时序性，反演监测河段24次不同时期的径流量。反演结果表明：当径流量为0~50 $m^3 \cdot s^{-1}$和50~100 $m^3 \cdot s^{-1}$时，基于河宽的水力几何形态径流量反演效果最优，均方根误差（RMSE）分别为7.15 $m^3 \cdot s^{-1}$和2.81 $m^3 \cdot s^{-1}$；当径流量为100~200 $m^3 \cdot s^{-1}$和>200 $m^3 \cdot s^{-1}$时，基于水深和河宽的水力几何形态径流量反演效果最佳，RMSE分别为13.37 $m^3 \cdot s^{-1}$和1.06 $m^3 \cdot s^{-1}$。研究结果可为水文资料缺乏区的中小型河流径流精细化监测与管理提供一种新方法，也对洪流灾害预测、水能资源开发与水生态系统修复具有较高的参考价值。

关 键 词：无人机遥感；Sentinel-2；河道流量；关系拟合法；反演

文章编号：1000-6060(2023)03-0385-12(0385~0396)

径流量是水资源开发利用、河流生态修复与保护所需的基础数据，也是评估水资源储量、能源风险、社会经济发展的重要依据[1-7]。但很多地区受到地域环境、经济、政策等因素的限制，固定水文观测站点分布稀疏甚至缺失，造成水文要素信息缺乏。为了解决在水文无资料或少资料地区获取有效的流量数据的科学问题，很多学者将遥感技术应用于河道的流量监测与反演，在基础理论与实际应用方面进行大量研究[8-13]。

随着地理空间信息科学的发展，基于关系拟合法，通过水力特征变量反演径流量的方法已成为遥感领域的一个重要研究方向。通过关系拟合法来耦合遥感数据反演径流量的科学问题，国内外学者已进行大量研究。Leopold等[14]通过研究美国西部河流的水文数据，首次提出将河宽作为水力特征变量，构建河宽与流量的幂函数模型进行径流量反演，该理论为径流量反演提供了新的思路；随后Rhodes[15]在全球范围内选取587组河流，以河宽作为水力特征变量反演流量，验证了关系拟合法的可靠性；在前者的研究基础上，Gleason等[16]又利用遥感卫星数据获取长江、密西西比河、亚达斯巴卡河等大型河流的河宽，构建了多站水力几何形态的函数关系进行径流量反演，进一步推广了该方法的应用；Bjerklie等[17]通过河宽、水深与流速等水力特征参数构建径流量反演模型模拟流量；Sichangi等[18]利用多源遥感数据获取河宽和水深等水力特征变量，对尼罗河和亚马逊的径流量进行反演。基于国外的研究成果，李甲振等[19]概化河道断面，构建概化断面的河宽与流量的幂函数模型，通过实测河宽对径流量进行反演；赵长森等[20]将无人机航测数据应用到径流量反演中，对济南小清河流域的65组河流断面进行径流量反演；杨胜天等[21]通过无人机航空摄影获取高精度的遥感影像，结合曼宁公式对新疆典型无资料区中小型河流径流量进行反演。

收稿日期：2022-07-15； **修订日期：**2022-09-28
基金项目：国家自然科学基金项目(42171269)；新疆院士工作站项目(2020.B—001)资助
作者简介：姜磊鹏(1997-)，男，硕士研究生，主要从事生态水文方面研究. E-mail: 1786032533@qq.com
通讯作者：丁建丽(1974-)，男，博士，二级教授，主要从事干旱区资源与环境遥感与建模研究. E-mail: watarid@xju.edu.cn

虽然最新研究已将低空遥感数据与卫星数据相结合,对水文资料缺乏区的中小型河流径流量进行反演,但相关研究仍然需要进一步完善[19,22]。本文利用无人机数据的高精度优势与卫星数据的时序性特征,将低空遥感、卫星遥感和实测水文数据三者相结合进行径流量反演研究,利用河宽、水深和流量数据构建幂函数关系模型,耦合多光谱遥感数据,实现对中小型河道的时序性流量反演。为实现水文信息缺乏区河道流量时序性监测提供了一种高效、便捷的新途径,也可用于洪流灾害预测与水资源精细化管理。

1 研究区概况

本文选取喀什河上游出山口处的种蜂场水文监测断面为研究对象(图1)。喀什河地处尼勒克县境内,北东南三面环山,发源于依连哈比尔尕山,流向从东向西。河流总长度315 km,流域面积9541 km^2,支流多在北岸,流域呈狭长的柳叶形,流域高程800~4600 m。河流多年平均流速为127.9 $m\cdot s^{-1}$,多年平均径流量为3.902×10^{10} $m^3\cdot s^{-1}$。其水源以冰雪融水为主,降水补给次之[2]。

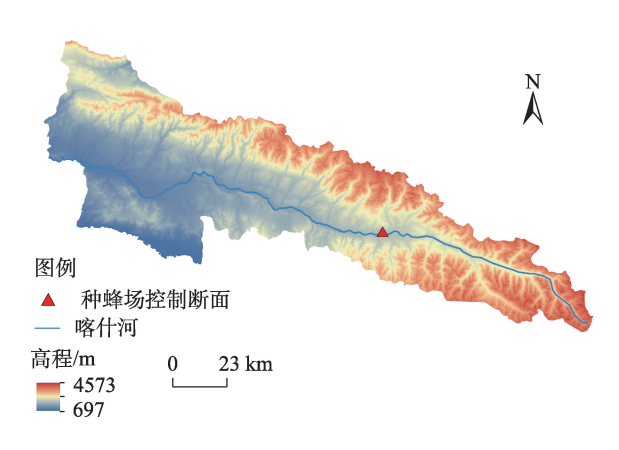


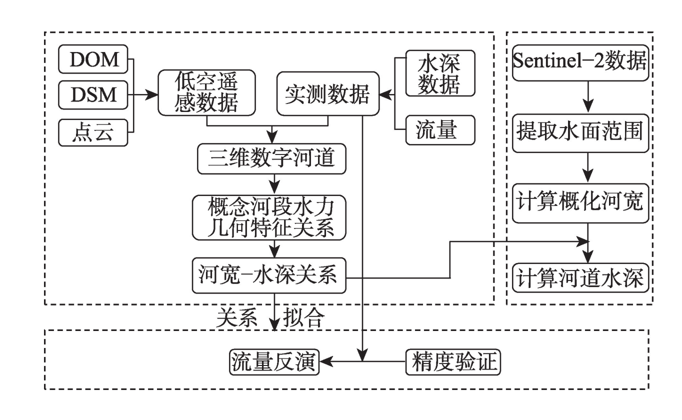
图1 尼勒克段喀什河水系分布

Fig. 1 Distribution of water system of Kashi River in Nilka section

2 数据与方法

2.1 研究方法

本文基于关系拟合法,将低空遥感数据、实测水文数据和卫星数据相结合,构建幂函数模型,对河流流量进行反演,具体步骤如图2所示。通过无人机航拍获得的数字表面模型(DSM)数据,对种蜂场河段均匀分割,概化出该河段的水力特征关系;基于河段水力特征关系,利用Sentinel-2遥感数据确定流量反演所需的经验参数值,进行河流流量反演,并对反演结果进行精度验证[22]。



注:DOM为正射影像;DSM为数字表面模型。

图2 水力几何形态流量反演流程图

Fig. 2 Hydraulic geometry flow over inversion flow chart

2.1.1 水力特征关系构建

(1) 河段划分。河道在自然发育过程中由于水流的侵蚀、搬运、堆积作用,难以使用统一的关系表述不同位置的断面形状特征。目标河段的划分产生多个较短的河段,在这些较短的河段内可以归纳出表征断面形状关系的河宽-水深关系曲线。

(2) 划分河段断面的河宽-水深关系曲线。提取划分河段的高程数据,获取不同水深对应的河宽数据,绘制划分河段断面的河宽-水深关系曲线。

(3) 拟合河段水力特征关系平均曲线方程。基于划分河段断面的河宽-水深关系曲线,计算相同水深各个分割河段河宽的平均值,使用Origin软件拟合表示目标河段的断面形状特征的河宽-水深关系曲线,获取函数方程,实现输入任意河宽(水深)获取对应水深(河宽)的结果。

(4) 流量反演。基于关系拟合法,构建流量与河宽、水深的函数关系,通过卫星数据提取河段的水域面积,利用式(4)获取概化河宽,进而计算相应水深;由于实测水文数据没有记录实际河宽,而本文流量反演方法中的经验参数(A、B、C)需要河宽数据率定,故将水深代入拟合方程,即可获取河宽,进而率定经验参数。最终通过观测河宽或水深的变化即可对河流流量进行反演研究。

2.1.2 深度学习卷积神经网络模型 深度学习卷积神经网络是一种基于数据表征的机器学习算法。

它利用卫星影像的空间信息和光谱信息，深层次的提取图像特征，而且对遥感影像的水体识别具有较高的准确率，优于BP神经网络、支持向量机、归一化水体指数(NDWI)等方法[23]，避免了传统方法中复杂的预处理过程。故本文选取Keras卷积神经网络对遥感影像中的水体进行提取，获取水域面积。图3为基于Keras卷积神经网络流程示意图，显示了水体提取的整个过程。

本文使用的基于Keras卷积神经网络的遥感图像水体识别方法，主要有5个步骤：(1)图像预处理。利用现有的模型与方法，抑制或消除图像成像时的各种误差。(2)数据标记。选取Sentinel-2中10 m分辨率的波段2(Blue)、波段3(Green)和波段4(Red)进行假彩色合成，对合成图片中的水体进行标记，并保存标记水体的多边形顶点，创建一张与原图相同大小的图像，设置为白色，读取多边形内的像素点设置为黑色；标记后的图像，白色部分表示陆地，黑色部分表示水体。(3)图像切分与建立训练集。为实现模型对水体识别，将遥感影像切分为16×16的小块，结合标记的图像建立训练集。(4)基于Keras卷积神经网络构建模型及训练。本文的Keras卷积神经网络共设置3个卷积层(Conv)，3个最大池化层(Max Pool)，1个输入层(Input)，2个连接层(F)和1个输出层(Output)。其中，卷积层和最大池化层主要用于遥感图像的水体提取。(5)使用训练后的模型自动化识别水体。通过前向传播和反向传播2个重要训练过程[24]，确定了该模型的参数，最后将假彩色遥感图像输入，即可获取水体信息。

2.1.3　*水力参数计算*　在众多水文学预测模型中，水力梯度和糙率是不可或缺的重要参数，但已有研究证明，在水力梯度、糙率缺失的情况下依然可以实现对流量的精准预测[25]。关系拟合法基于河宽、水深与径流量的水力特征关系，构建幂函数模型实现河道径流量反演。关系拟合法是适用幂函数型断面、三角形断面河流和宽深比较大的河流进行流量反演[18]。计算公式如下：

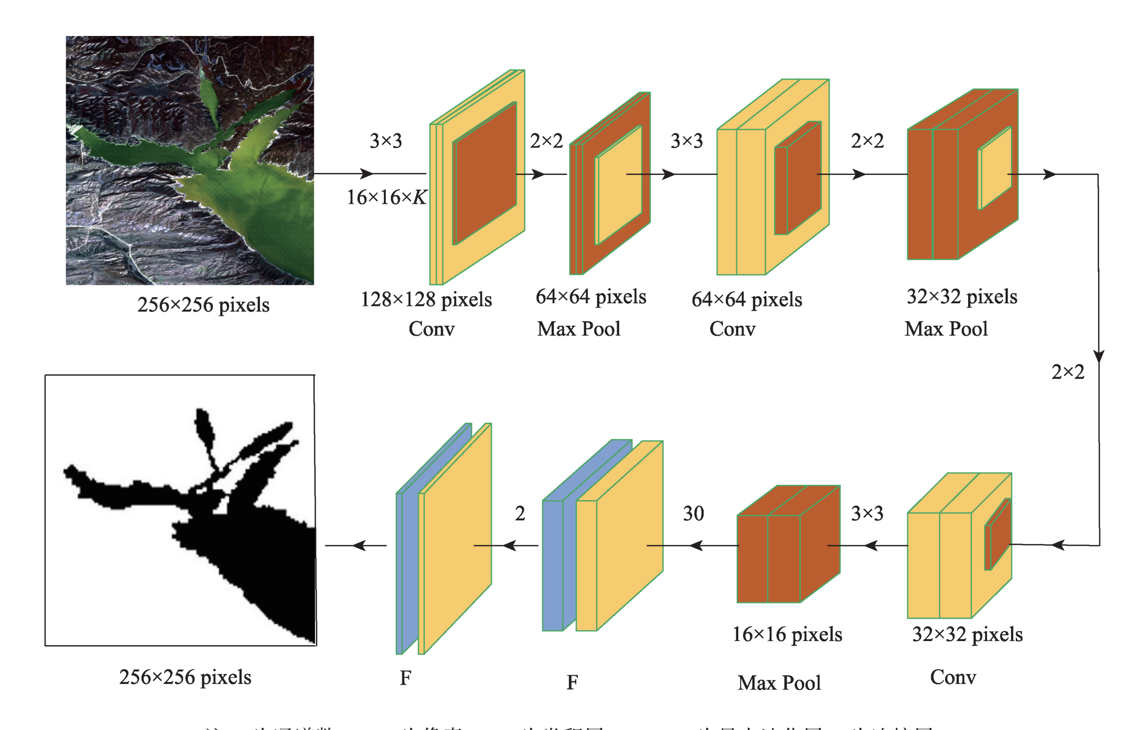
$$Q = AW^{\frac{8}{3}} \tag{1}$$

$$Q = BH^{\frac{8}{3}} \tag{2}$$

$$Q = CWH^{\frac{5}{3}} \tag{3}$$

式中：A、B、C为经验参数；Q、H、W分别为径流量($m^3 \cdot s^{-1}$)、水深(m)、河宽(m)。

由于利用遥感数据直接获取河宽，可能会受到山体阴影、云层、冰雪等因素的干扰，河宽会产生较大的误差。因此，利用河段的水域面积与长度的比



注：K为通道数；pixels为像素；Conv为卷积层；Max Pool为最大池化层；F为连接层。

图3　Keras卷积神经网络流程图

Fig. 3　Flow chart of Keras convolutional neural network

值,产生的误差较小,可获得精确度较高的的河宽数据[26-27]。计算公式如下:

$$W = S/L \tag{4}$$

式中:W、S、L分别为河宽(m)、水域面积(m^2)、河段长度(m)。

2.1.4 精度评估 本文采用3种精度评估指标来验证径流量反演结果,分别为相对精度(RA)、均方根误差(RMSE)和平均百分比误差(MPE)。计算公式如下:

$$\mathrm{RA} = \frac{\left|Q_t - Q_o\right|}{Q_o} \tag{5}$$

$$\mathrm{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum \left(Q_t - Q_o\right)^2}{n}} \tag{6}$$

$$\mathrm{MPE} = \frac{1}{n}\sum \frac{Q_t - Q_o}{Q_o} \tag{7}$$

式中:Q_t为流量反演的预测值(m·s^{-1});Q_o为实测径流量值(m·s^{-1});n为反演径流量值的次数。

2.2 数据来源与处理

2.2.1 卫星遥感数据 Sentinel-2遥感数据的空间分辨率较高,周期短,且预处理方法比较简易,特别是在水域识别与分析方面被普遍应用。本研究采用了2016—2019年24次不同时期的Sentinel-2遥感影像,与实测数据的时间相对应,基于GEE平台,根据Sentinel-2的QA60波段特征,设置阈值,筛选研究区域内的遥感数据。选用Sentinel-2中10 m分辨率的波段2(Blue)、波段3(Green)和波段4(Red),进行假彩色合成,使用Keras卷积神经网络模型进行水体提取。

2.2.2 低空遥感数据 本文无人机数据取自于2018年4月尼勒克喀什河种蜂场河段,该时间段喀什河处于枯水期,水位低、流速缓,水深一般不超过50 cm,可以最大程度上获取河道地形数据。本研究使用大疆Phantom 4 Advanced获取高精度的低空无人机地形数据,选择DJI GS Pro软件控制无人机飞行,规划飞行路线与航测任务。获取种蜂场河段的高精度地形数据主要有以下几步:(1) 设置无人机飞行轨迹。依据种蜂场水文监测断面的地理位置,飞行高度一般为100 m,以河道为中心设置飞行航线。为了保证多次飞行时起飞点的一致性,应用点标记无人机落点的位置坐标及其周边参考地物的位置。(2) 无人机空中作业。无人机每次飞行的高度、航线要确保一致,各航带距离地面高度也要一致,确保邻近各景无人机影像的重叠率为70%~80%,方便后续影像的几何校正和镶嵌。(3) 无人机影像拼接与处理。利用Pix4D mapper软件自动化处理无人机影像,生成喀什河种蜂场河段的正射影像(DOM)、数字表面模型(DSM)。最后在ArcGIS中的3DAnalyst模块上,对种蜂场河段所在的200 m范围内DSM影像均匀提取4个断面地形数据,再将水上断面地形数据与测杆实测水深数据相结合,生成完整的河道断面。

2.2.3 实测数据 本文实测数据来源于种蜂场水文站2009—2019年的实测流量和水位数据(图4)。为了验证流量反演的可靠性,基于河宽与水深之间的水力几何模型,将实测水文数据分为两部分,率定期(2009—2016年)与验证期(2016—2019年),率定期的数据被用于率定式(1)~式(3)中的A、B、C 3个经验参数,验证期则用于反演径流量,并对反演结果进行精度评价。

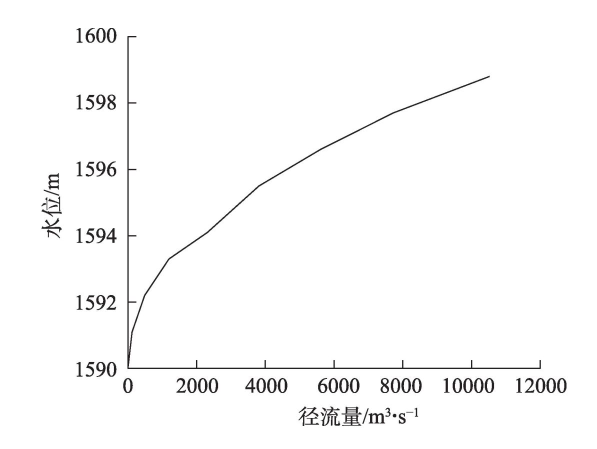


图4 种蜂场水文站径流量-水位关系曲线

Fig. 4 Runoff-water level relationship curve of Zhongfengchang hydrological station

3 结果与分析

3.1 河道断面与水深关系曲线

种蜂场水文站所在的200 m河段均匀的提取4个断面,利用ArcGIS中的3DAnalyst模块在DSM影像获取分割断面的高程,绘制每个断面的河宽-水深关系曲线(图5)。

3.2 拟合河段水力特征关系平均曲线

基于种蜂场河段4个断面的水力特征关系曲线,计算该河段4个断面同一水深的平均河宽,绘制

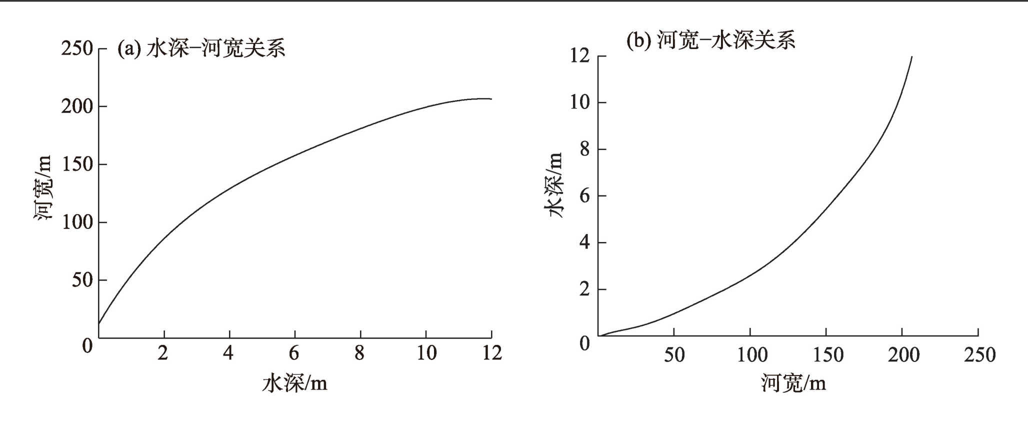


图5　河道断面与水力特征关系曲线

Fig. 5　Relationship curve between river cross-section and hydraulic characteristics

河宽-水深水力特征关系的平均曲线，作为目标河段的断面形态特征(图6)。

本文使用Origin软件获取河宽-水深水力特征关系曲线的拟合方程。该数值分析软件根据麦考特迭代法(Levenberg-Marquardt)的全局优化算法对数据进行迭代计算，计算出效果最佳的拟合方程及残差分析(表1)。由表1可知，图6a与图6b的曲线拟合效果较优，相关系数均达到98%，残差平方和分别为4.77、3.51，均方根误差分别为0.56、0.50，准确反映了种蜂场河段河宽与水深之间的变化特征。根据表1中$H=F(W)$方程，利用式(4)获取概化河宽，即可计算对应水深。由于实测水文数据中仅记录了水深、水位和径流量数据，而没有记录河宽数据，但可以通过$W=G(H)$方程可获取河宽数据，完成关系拟合法中率定期需要河宽参与经验参数A、B、C的率定。

3.3　水力特征参数提取

基于Sentinel-2卫星数据，通过深度学习Keras卷积神经网络模型获取长度为200 m的种蜂场河段的水域面积。在获取水域面积时，因无人机遥感数据与Sentinel-2卫星遥感数据并未重合，故以Sentinel-2卫星遥感数据为基准，上、下游边界各扩展1个像素宽(10 m)，进而获取目标河段的概化河宽。该Keras卷积神经网络模型提取准确率高达99.54%，误报率为0.76%。表2显示了种蜂场河段24次不同时期的水域面积、概化河宽和概化水深，通过式(4)计算得到的概化河宽，利用表1中$H=F(W)$方程即可获得概化水深。

3.4　流量反演

基于关系拟合法，根据率定期实测水文数据来确定经验参数A、B、C，实现对各级流量反演。如图7所示，图7a~c反映了各公式对各级流量的反演效果，图7d则是对比各公式对各级流量的反演效果。结合表3可看出，当径流量0~50 $m^3·s^{-1}$和50~100 $m^3·s^{-1}$时，以河宽作为水力特征变量的式(1)反演结果最佳，RMSE分别为7.15 $m^3·s^{-1}$、2.81 $m^3·s^{-1}$；当径流量>200 $m^3·s^{-1}$时，以河宽、水深作为水力特征变量的式(3)反演结果最优，RMSE为1.06 $m^3·s^{-1}$，与实测数据基本吻合；当径流量100~200 $m^3·s^{-1}$时，以水深作为水力特征变量的式(2)，RMSE为13.60 $m^3·s^{-1}$，而式(3)的RMSE为13.37 $m^3·s^{-1}$，式(2)反演结果略差于式(3)。整体可以看出，当径流量在0~100 $m^3·s^{-1}$时，与式(1)相比，式(2)反演结果整体误差较大；而径流量>100 $m^3·s^{-1}$时，整体误差较少，但反演精度略差于式(3)。

4　讨 论

4.1　研究结果对比分析

近年来，许多学者通过各种遥感数据对径流量进行反演，并取得了重大进展。王鹏飞等[22]在水力几何形态径流量反演研究中，使用的研究方法与本文一致，构建径流量与河宽、水深的幂函数模型，对径流量进行反演，并进行精度评价，结果发现：径流量<200 $m^3·s^{-1}$时，式(1)模拟效果较好，RMSE为4.65 $m^3·s^{-1}$；当径流量>200 $m^3·s^{-1}$时，式(3)的精度评价结果较好，平均合格率为80%，但其反演精度仍可进一步提高。在本研究中，将验证期实测流量数值(最小值23.20 $m^3·s^{-1}$，最大值367 $m^3·s^{-1}$)，详细分为4个等级：≥200 $m^3·s^{-1}$、100~200 $m^3·s^{-1}$、50~

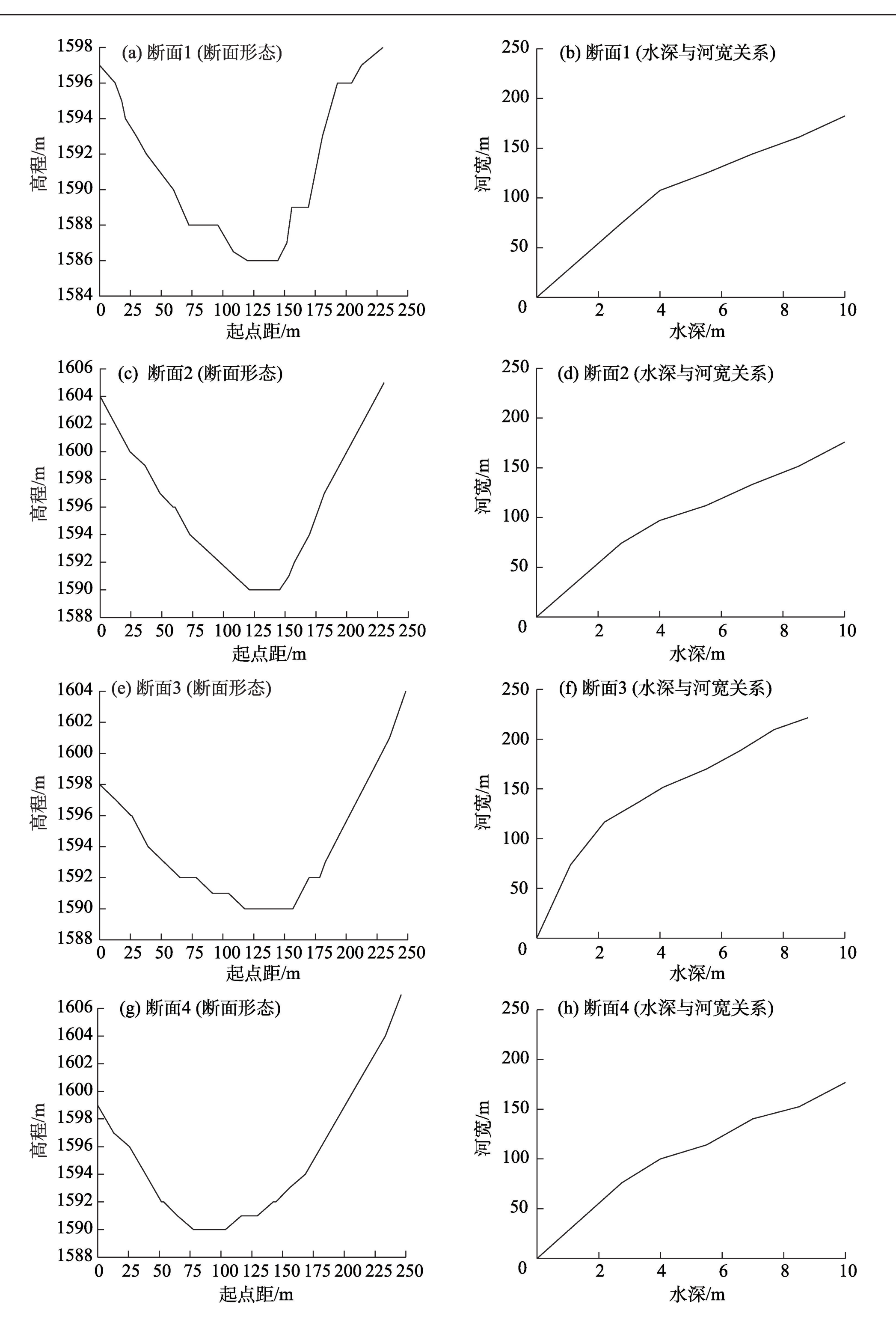


图6 种蜂场河段4个断面的拟合水力特征曲线

Fig. 6 Fitting hydraulic characteristic curves of four sections at Zhongfengchang river section

100 $m^3\cdot s^{-1}$和0~50 $m^3\cdot s^{-1}$。由表3可知：当径流量<100 $m^3\cdot s^{-1}$，式(1)的各项评价指标均优于式(2)和式(3)，其平均合格率为90%。RMSE、MPE 2个评价指标均表明径流量50~100 $m^3\cdot s^{-1}$时，反演结果最佳，反演精度优于同类研究的结果；当径流量0~50 $m^3\cdot s^{-1}$时，反演效果次之，对水资源精细化管理有一定的参考价值；当径流量100~200 $m^3\cdot s^{-1}$时，式(3)反演效果较好，整体优于其他公式，RMSE均值为

表1　概化河段形态特征方程及拟合曲线

Tab. 1　Morphological characteristic equations and fitting curves of the generalized river section

函数	$H=F(W)$	$W=G(H)$
方程	$y=B_0+B_1x+B_2x^2+B_3x^3+B_4x^4$	$y=B_0+B_1x+B_2x^2+B_3x^3+B_4x^4$
参数值	B_0:37.5882;B_1:30.8797 B_2:−3.65321;B_3:0.36687 B_4:−0.0143	B_0:88.38032;B_1:3.59985 B_2:−0.05631;B_3:0.00429 B_4:−0.000002
相关系数	0.98	0.98
均方根误差	0.56	0.50
残差平方和	4.77	3.51

注：F为自变量W的函数；G为自变量H的函数；H为水深；W为河宽；B_0、B_1、B_2、B_3、B_4为方程参数；y为因变量；x为自变量。

13.37 $m^3 \cdot s^{-1}$，MPE为−0.05，反演结果的误差均小于实际流量的20%；当径流量>200 $m^3 \cdot s^{-1}$时，式(3)反演结果最优，RMSE为1.06 $m^3 \cdot s^{-1}$，RA为0.38%。总体而言，当种蜂场河段径流量较高时，把水深和河宽作为输入变量，式(3)反演结果整体较优。

4.2　典型河道的适用性

喀什河种蜂场水文断面是典型的宽深比较大的三角形断面，其河宽、水深随径流波动而变化，可较好地表征径流量变化。如图8所示的5种典型断面，以河宽表征径流量变化时，本文的研究方法具有一定的参考价值。三角形河道断面具有明显的V形河槽特征，为典型山区河流断面形态，可通过河宽的波动表征径流的变化过程(图8a)；宽浅型辫状河道断面具有明显的突起，河宽同样可以表征径流变化[29](图8b)；特殊三角形河流断面是普遍存在于山区和平原的河流断面形态(图8c)，表现为一边河岸坡度较陡，另一边河岸坡度较缓，当河宽变化时，流量也表现出与河宽相同的变化趋势；在平原地区与丘陵地区，矩形河道断面和复合型河道断面为常见的河流断面形态，表现为水力梯度小，流速缓(图8d~e)。其中，复合型河道断面宽深比较大，适用于河宽表征径流的变化，而矩形河道断面宽深比较小，用河宽表征径流变化不适用于此类断面。本文构建河宽−水深水力特征关系曲线，利用Sentinel−2卫星数据时序性，对24次不同时期的径流量进行反演，实现径流量在时空上的扩展。该研究方法对河宽可表征径流变化的河流，具有一定的适用性；但该方法也具有一定的局限性，不适用于宽深比较小的梯形断面河流或矩形断面的河流。

4.3　影响因素及敏感性分析

影响径流量反演精度的因素主要包括河段长度与反演过程。首先是河段长度对流量反演有着较大的影响，概化河宽是通过卫星遥感影像提取水域面积，利用式(4)计算河宽，但在水域面积提取的过程中，河段过长必然使提取的水域面积与实际面积存在一定的误差，影响最终的反演结果。所以，当河段较短时，河道水文断面的水力几何特征更为精确。本文基于DSM数据，在长度为200 m的河段中，均匀提取4个断面，研究径流量反演，最终流量反演精度验证了河段长度越短，反演结果越精确[22,29]。

其次是流量反演过程，反演过程中需要河宽与水深数据来率定经验参数，经验参数也会对反演的

表2　喀什河种蜂场断面的水域面积、概化宽度及水深

Tab. 2　Watershed area, generalized width and water depth of the Zhongfengchang cross-section in the Kashi River

日期(年−月−日)	概化水深/m	概化河宽/m	面积/m^2	日期(年−月−日)	概化水深/m	概化河宽/m	面积/m^2
2016-09-11	0.91	51.32	10264	2017-10-03	0.81	47.27	9454
2016-10-09	0.80	47.08	9416	2018-03-08	0.71	43.34	8668
2016-10-15	0.78	46.06	9212	2018-03-18	0.73	44.03	8806
2017-03-21	0.70	43.56	8712	2018-04-17	0.79	46.80	9360
2017-04-10	0.78	46.12	9224	2018-04-25	0.84	48.80	9760
2017-05-20	0.92	51.99	10398	2018-07-19	1.78	79.83	15966
2017-06-09	1.70	77.78	15556	2018-08-18	1.83	81.24	16248
2017-07-06	1.90	83.45	16690	2018-08-28	1.74	78.75	15750
2017-08-08	2.09	88.41	17682	2018-09-04	1.75	78.78	15756
2017-08-26	1.71	77.89	15578	2018-10-07	0.75	45.30	9060
2017-09-10	1.55	73.11	14622	2019-03-23	0.73	44.16	8832
2017-09-17	1.08	57.34	11468	2019-04-05	0.72	43.83	8766

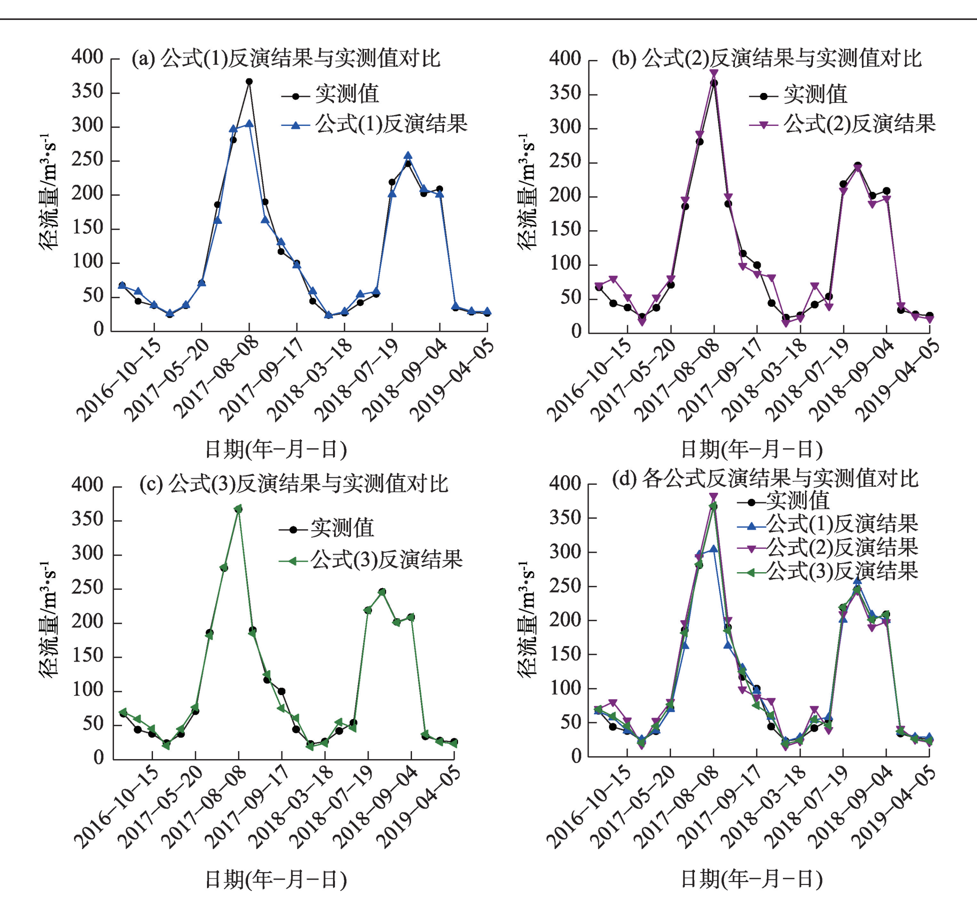


图7 径流量反演结果与实测数据

Fig. 7 Runoff inversion results and measured data

表3 分级精度评价结果

Tab. 3 Evaluation results of grading accuracy

方法	径流量0~50 $m^3 \cdot s^{-1}$			径流量50~100 $m^3 \cdot s^{-1}$		
	RA/%	RMSE/$m^3 \cdot s^{-1}$	MPE	RA/%	RMSE/$m^3 \cdot s^{-1}$	MPE
式(1)	4.35	7.15	-0.15	4.38	2.81	-0.01
式(2)	42.34	19.75	0.31	16.32	10.85	-0.01
式(3)	19.42	8.86	-0.14	8.89	5.96	-0.20

方法	径流量100~200 $m^3 \cdot s^{-1}$			径流量>200 $m^3 \cdot s^{-1}$		
	RA/%	RMSE/$m^3 \cdot s^{-1}$	MPE	RA/%	RMSE/$m^3 \cdot s^{-1}$	MPE
式(1)	13.60	22.29	-0.05	8.53	28.21	-0.01
式(2)	8.71	13.60	-0.10	3.54	11.20	0.00
式(3)	8.99	13.37	-0.05	0.38	1.06	-0.01

注：RA为相对精度；RMSE为均方根误差；MPE为平均百分比误差。

最终结果产生一定程度上的影响。如果水文断面率定期的径流量数值变化幅度较大，直接率定经验参数，可能导致反演结果产生较大的偏差。而本文采用流量分级的方法，对各级流量分别率定综合参数，精确地模拟各级流量，降低反演结果的误差，最终模拟效果较好，说明流量分级的方法对幂函数模型反演径流量有一定的参考意义。

4.4 断面地形及水力几何特征获取

国内外许多学者依据关系拟合法，获取目标河段的水力特征变量，对径流量进行反演。目标河段的断面通常为抛物线型、三角形[14,18,28,30]。虽然关系拟合法不适用于平原地区宽深比较低的梯形河段，但关系拟合法仍适用于大部分河流，特别是山区河流，或河流的中、上游河段，这些河段断面宽深比通

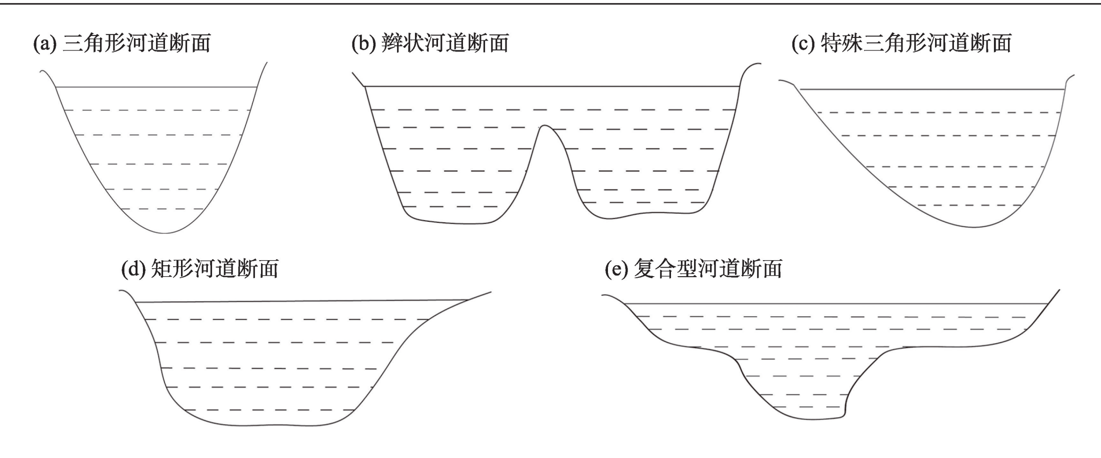
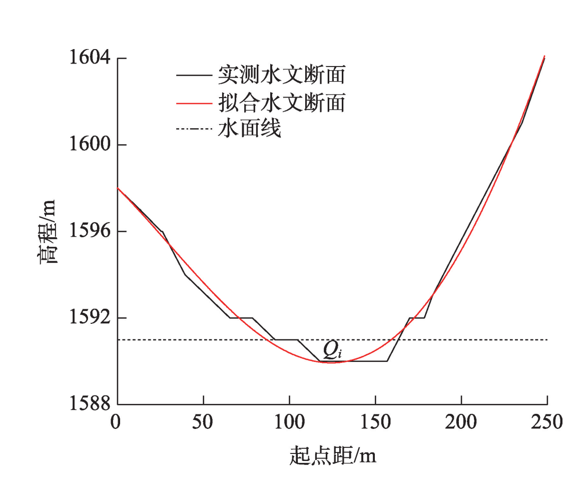


图8　不同形态的河道过流断面

Fig. 8　Different forms of river overflow cross-sections

常较高，而这些区域往往是水文信息缺乏区。本文的研究方法为实现水文信息缺乏区河道流量时序性预测提供了一种快速、便捷的新途径，可用于洪流灾害预测与水资源精细化管理。

在径流量反演研究中，水文监测断面的高程数据是重要的实测水文数据[21]。本文在种蜂场河段干涸期，基于无人机DSM数据，获取水下地形生成整个河道的断面。但是，在河道常年不断流或河道水量湍急的情况下，获取其水下断面地形数据，进行径流量反演，可以采取以下措施：(1) 涉水测量获取断面地形。当水深较浅且不超过50 cm、流速较缓时，可以通过测杆实测或目视判别水深数据，与无人机获取的水上地形数据相结合，生成完整的水下断面。(2) 声纳探测与人工船测获取断面地形。当水深较大、河流湍急时，可通过无人船声纳探测、人工船测结合测杆获取水下断面数据。一般情况下声纳探测适用于水深超过50 cm的河流，而人工船测量适用于宽深比较大的大型河流，在复杂河流断面的背景下，可将两者结合，测量效果较优。将实测水深数据与水面结合即可获得河道断面地形。(3) 拟合水面地形数据获取河道断面。当河流地理位置偏远或在山区时，不易获取实测水下地形信息，可以通过无人机航测获取的水面地形数据对水下地形拟合(图8)，拟合类型可分为抛物线、三角形、梯形等类型[19,31]，具体拟合类型的选取，可根据河流的地理环境与实际情况来确定。(4) 基于基础流量确定河流断面地形。当河流较宽，流量较缓时，但河道环境较为复杂，如辫状河，可通过选取多个不同水深的基础流量值(Q_i)，结合实际情况，基于某一基础流量值，获取河道断面地形，对河流流量进行反演(图9)。



注：Q_i为某一基础流量值。

图9　水下断面拟合

Fig. 9　Underwater section fitting

5　结 论

本文基于关系拟合法，均匀分割河段，构建目标河段的河宽与水深的函数方程，反演径流量，研究河段分割断面数量对流量反演的影响，分析流量分级与反演精度之间的关系。得到以下主要结论：

(1) 基于实测水文数据，利用低空遥感数据和卫星数据，拟合河宽、水深与流量的关系模型，构建河宽-水深平均关系曲线，概化河段形状特征，河段分割得越短，其拟合效果越精确。幂函数关系模型也在种蜂场河段表现出较好的模拟效果，对反演中小型河流径流量具有较高的可靠性，为无资料或缺失资料地区的径流反演提供了新的解决方法。

(2) 从流量分级与反演精度的关系可看出，当

径流量>200 $m^3 \cdot s^{-1}$时，以河宽、水深作为水力特征变量的径流量反演效果最优，平均合格率为99%，可实现对洪流灾害的预测；当径流量100~200 $m^3 \cdot s^{-1}$时，RMSE为13.37 $m^3 \cdot s^{-1}$，反演效果略差；当流量50~100 $m^3 \cdot s^{-1}$时，以河宽作为水力特征变量，径流量反演效果较好，RMSE为2.81 $m^3 \cdot s^{-1}$，RA为4.38%，利于实现水资源精细化管理；当径流量<50 $m^3 \cdot s^{-1}$时，RMSE为7.15 $m^3 \cdot s^{-1}$，与径流量50~100 $m^3 \cdot s^{-1}$相比，反演效果略差。

（3）本文研究方法依据关系拟合法，利用高精度的低空遥感数据和长时序的卫星遥感数据，实现水文信息缺乏区的径流量的历史回溯，分析研究区域径流量的时空变化。该方法也有一定的局限性，较适用于山区河流或宽深比大的河流，应用于复合型断面的河流，可能会产生较大的误差，仍需进一步的研究。

参考文献(References)

[1] 王瑾杰, 丁建丽, 张成, 等. 基于SCS模型的新疆博尔塔拉河流域径流模拟[J]. 农业工程学报, 2016, 32(7): 129−135. [Wang Jinjie, Ding Jianli, Zhang Cheng, et al. Runoff simulation based on SCS mode in Bortala River Basin in Xinjiang[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2016, 32(7): 129−135.]

[2] 王颖慧, 丁建丽, 李晓航, 等. 伊犁河流域土地利用/覆被变化对生态系统服务价值的影响——基于强度分析模型[J]. 生态学报, 2022, 42(8): 3106−3118. [Wang Yinghui, Ding Jianli, Li Xiaohang, et al. Impact of LUCC on ecosystem services values in the Yili River Basin based on an intensity analysis model[J]. Acta Ecologica Sinica, 2022, 42(8): 3106−3118.]

[3] 王瑾杰, 丁建丽, 张喆, 等. 干旱区降雨、融雪混合补给下的径流模拟研究——以博尔塔拉河上游流域为例[J]. 干旱区地理, 2016, 39(6): 1238−1246. [Wang Jinjie, Ding Jianli, Zhang Zhe, et al. Simulation of runoff of arid area with rainfall and snowmelt based on GF-1 satellite: A case of Bortala River[J]. Arid Land Geography, 2016, 39(6): 1238−1246.]

[4] 魏桢, 贾海峰, 姜其贵, 等. 再生水补水河道中流速对浮游藻类生长影响的模拟实验[J]. 环境工程学报, 2017, 11(12): 6540−6546. [Wei Zhen, Jia Haifeng, Jiang Qigui, et al. Simulation experiment of phytoplankton growth induced by flow velocity in rivers replenished with reclaimed water[J]. Chinese Journal of Environmental Engineering, 2017, 11(12): 6540−6546.]

[5] Ruiz J, Macías D, Peters F. Turbulence increases the average settling velocity of phytoplankton cells[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 2004, 101(51): 17720−17724.

[6] 陈亚宁, 李稚, 方功焕. 中亚天山地区关键水文要素变化与水循环研究进展[J]. 干旱区地理, 2022, 45(1): 1−8. [Chen Yaning, Li Zhi, Fang Gonghuan. Changes of key hydrological elements and research progress of water cycle in the Tianshan Mountains, Central Asia[J]. Arid Land Geography, 2022, 45(1): 1−8.]

[7] 李肖杨, 朱成刚, 马玉其, 等. 新疆孔雀河流域生态基流与天然植被需水量研究[J]. 干旱区地理, 2021, 44(2): 337−345. [Li Xiaoyang, Zhu Chenggang, Ma Yuqi, et al. Ecological baseflow and natural vegetation water requirement of Konqi River Basin, Xinjiang[J]. Arid Land Geography, 2021, 44(2): 337−345.]

[8] Smith L C, Isacks B L, Forster R R, et al. Estimation of discharge from braided glacial rivers using ERS 1 synthetic aperture radar: First results[J]. Water Resources Research, 1995, 31(5): 1325−1329.

[9] Brakenridge G R, Tracy B T, Knox J C. Orbital SAR remote sensing of a river flood wave[J]. International Journal of Remote Sensing, 1998, 19(7): 1439−1445.

[10] Pierre B, Monnier J, Garambois P A, et al. On the assimilation of altimetric data in 1D Saint-Venant river flow models[J]. Advances in Water Resources, 2018, 119: 41−59.

[11] Altenau E H, Pavelsky T M, Moller D, et al. Temporal variations in river water surface elevation and slope captured by AirSWOT [J]. Remote Sensing of Environment, 2019, 224: 304−316.

[12] Wufu A, Yang S T, Chen Y, et al. Estimation of long-term river discharge and its changes in ungauged watersheds in Pamir Plateau [J]. Remote Sensing, 2021, 13(20): 4043, doi: 10.3390/rs13204043.

[13] Wufu A, Chen Y, Yang S T, et al. Changes in glacial meltwater runoff and its response to climate change in the Tianshan region detected using unmanned aerial vehicles (UAVs) and satellite remote sensing[J]. Water, 2021, 13(13): 1753, doi: 10.3390/w13131753.

[14] Leopold L B, Maddock T. The hydraulic geometry of stream channels and some physiographic implications[M]. Washington: US Government Printing Office, 1953.

[15] Rhodes D D. The b-f-m diagram: Graphical representation and interpretation of at-a-station hydraulic geometry[J]. American Journal of Science, 1977, 277(1): 73−96.

[16] Gleason C J, Smith L C. Toward global mapping of river discharge using satellite images and at-many-stations hydraulic geometry[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 2014, 111(13): 4788−4791.

[17] Bjerklie D M, Ayotte J D, Cahillane M J. Simulating hydrologic response to climate change scenarios in four selected watersheds of New Hampshire[R]. Reston: US Geological Survey, 2015.

[18] Sichangi A W, Wang L, Yang K, et al. Estimating continental river basin discharges using multiple remote sensing data sets[J]. Remote Sensing of Environment, 2016, 179: 36−53.

[19] 李甲振, 郭新蕾, 巩同梁, 等. 无资料或少资料区河流流量监测与定量反演[J]. 水利学报, 2018, 49(11): 1420−1428. [Li Jiazhen, Guo Xinlei, Gong Tongliang, et al. A method estimating natural runoff in regions with none or less data[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2018, 49(11): 1420−1428.]

[20] 赵长森, 潘旭, 杨胜天, 等. 低空遥感无人机影像反演河道流量[J]. 地理学报, 2019, 74(7): 1392–1408. [Zhao Changsen, Pan Xu, Yang Shengtian, et al. Measuring streamflow with low-altitude UAV imagery[J]. Acta Geographica Sinica, 2019, 74(7): 1392–1408.]

[21] 杨胜天, 王鹏飞, 王娟, 等. 结合无人机航空摄影测量的河道流量估算[J]. 遥感学报, 2021, 25(6): 1284–1293. [Yang Shengtian, Wang Pengfei, Wang Juan, et al. River flow estimation method based on UAV aerial photogrammetry[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2021, 25(6): 1284–1293.]

[22] 王鹏飞, 杨胜天, 王娟, 等. 星-机一体的水力几何形态流量估算方法[J]. 水利学报, 2020, 51(4): 492–504. [Wang Pengfei, Yang Shengtian, Wang Juan, et al. Discharge estimation with hydraulic geometry using unmanned aerial vehicle and remote sensing[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2020, 51(4): 492–504.]

[23] 徐文健. 基于卷积神经网络的高分辨率遥感图像上的水体识别技术[D]. 杭州: 浙江大学, 2018. [Xu Wenjian. Water recognition technology based on convolutional neural network for high resolution remote sensing images[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2018.]

[24] 杨知, 欧文浩, 刘晓燕, 等. 基于LinkNet卷积神经网络的高分辨率遥感影像水体信息提取[J]. 云南大学学报(自然科学版), 2019, 41(5): 932–938. [Yang Zhi, Ou Wenhao, Liu Xiaoyan, et al. Water information extraction for high resolution remote sensing image based on LinkNet convolutional neural network[J]. Journal of Yunnan University (Natural Sciences Edition), 2019, 41(5): 932–938.]

[25] Gleason C J, Smith L C, Lee J. Retrieval of river discharge solely from satellite imagery and at-many-stations hydraulic geometry: Sensitivity to river form and optimization parameters[J]. Water Resources Research, 2014, 50(12): 9604–9619.

[26] Smith L C, Lsacks B L, Bloom A L, et al. Estimation of discharge from three braided rivers using synthetic aperture radar satellite imagery: Potential application to ungaged basins[J]. Water Resources Research, 1996, 32(7): 2021–2034.

[27] Brakenridge R, Anderson E. Transboundary floods: Reducing risks through flood management[M]. Burlington: Springer, 2006: 1–12.

[28] Bjerklie D M, Moller D, Smith L C, et al. Estimating discharge in rivers using remotely sensed hydraulic information[J]. Journal of Hydrology, 2005, 309(1): 191–209.

[29] 史宜梦, 刘希胜, 朱文彬, 等. 基于GEE云平台的黄河源区河流径流量遥感反演研究[J]. 遥感技术与应用, 2022, 37(1): 186–195. [Shi Yimeng, Liu Xisheng, Zhu Wenbin, et al. Research on inversion of river discharge in high mountain region based on GEE platform[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2022, 37(1): 186–195.]

[30] Huang Q, Long D, Du M D, et al. Discharge estimation in high-mountain regions with improved methods using multisource remote sensing: A case study of the upper Brahmaputra River[J]. Remote Sensing of Environment, 2018, 219: 115–134.

[31] 刘昌明, 门宝辉, 宋进喜. 河道内生态需水量估算的生态水力半径法[J]. 自然科学进展, 2007, 17(1): 42–48. [Liu Changming, Men Baohui, Song Jinxi. Ecological hydraulic radius method for estimating ecological water demand in river[J]. Progress in Natural Science, 2007, 17(1): 42–48.]

Runoff estimation with low altitude remote sensing and satellite images

JIANG Leipeng[1,2,3], DING Jianli[1,2,3], BAO Qingling[1,2,3], GE Xiangyu[1,2,3], LIU Jingming[1,2,3], WANG Jinjie[1,2,3]

(1. College of Geography and Remote Sensing Sciences, Xinjiang University, Urumqi 830046, Xinjiang, China; 2. Xinjiang Key Laboratory of Oasis Ecology, Xinjiang University, Urumqi 830046, Xinjiang, China; 3. Key Laboratory of Smart City and Environment Modelling of Higher Education Institute, Urumqi 830046, Xinjiang, China)

Abstract: Accurate monitoring of runoff from small and medium-sized rivers is of great significance for ecological stability in arid areas. However, it is difficult to accurately retrieve the flow of small and medium-sized rivers by remote sensing. Taking the Zhongfengchang river section of Kashi River in Nilka County, Xinjiang, China, as an example, this study constructed a power function relationship model between river width, water depth, and discharge based on the relationship fitting method and measured hydrological data, unmanned aerial vehicle data, and satellite data. Using the time series of satellite data, the runoff volume of the monitored river section was inferred 24 times in different periods. The results show that when the runoff rate is 0−50 $m^3 \cdot s^{-1}$ and 50−100 $m^3 \cdot s^{-1}$, the inversion of the runoff rate based on the hydraulic geometry of the river width is optimal, with root mean square errors (RMSEs) of 7.15 $m^3 \cdot s^{-1}$ and 2.81 $m^3 \cdot s^{-1}$, respectively; when the runoff rate is 100−200 $m^3 \cdot s^{-1}$ and > 200 $m^3 \cdot s^{-1}$, the inversion of the hydraulic geometry based on water depth and river width is the best, with RMSEs of 13.37 $m^3 \cdot s^{-1}$ and 1.06 $m^3 \cdot s^{-1}$, respectively. These findings provide a new method for the fine monitoring and management of runoff of small and medium-sized rivers in areas lacking hydrologic data and have high reference value for flood disaster prediction, hydropower resource development, and water ecosystem restoration.

Key words: unmanned remote sensing; Sentinel−2; river discharge; relationship fitting method; estimation